

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314804

基于 RKF-EMD 的禽类无线动态自适应称重系统*

岳鹏飞 秦浩华 王健安

(青岛科技大学自动化与电子工程学院 青岛 266000)

摘要: 针对禽类养殖过程中人工称重费时费力、造成动物应激以及电子仪器易被破坏等问题,设计了一套适用于禽类的无线动态自适应称重系统。系统将经验模态分解和鲁棒卡尔曼滤波结合并做出适应性改进;针对秤台因粪便和饲料堆积造成的称重零点偏移问题,创新性提出了一种基于队列的自动去皮算法。通过在肉鸡养殖场实际应用和监测验证,结果表明,本文设计的适用于禽类的无线动态自适应称重系统能够快速准确地获得动物体重,且具有良好的适应性、稳定性和鲁棒性。

关键词: 动态称重;鲁棒卡尔曼滤波;EMD算法;自动去皮;无线传输

中图分类号: TP274+.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040

Poultry wireless dynamic adaptive weighing system based on RKF-EMD

Yue Pengfei Qin Haohua Wang Jian'an

(School of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266000, China)

Abstract: To solve the problems of artificial weighing, which is time-consuming and laborious, easy to cause animal stress, and electronic instruments are easy to destroy in the process of poultry breeding, a set of wireless dynamic adaptive weighing systems is designed in this paper. The system combines empirical mode decomposition and robust Kalman filter to improve the algorithm and proposes an innovative queue-based automatic peeling algorithm to solve the weighing zero offset problem caused by feces and feed accumulation. Through the practical application and monitoring verification in broiler farms, the results show that the wireless dynamic adaptive weighing system designed in this paper can obtain animal weight quickly and accurately, and has good adaptability, stability, and robustness.

Keywords: dynamic weighing; robust Kalman filter; EMD algorithm; automatic skinning; wireless transmission

0 引言

体重是禽类养殖过程中评估其生长情况的一项重要指标,它可以帮助饲养员及时判断禽类生长情况,制定科学的喂养计划。人工是目前获取禽类体重的主要方式,但其往往存在工人工作效率低、操作不规范和禽类应激等弊端^[1];同时由于禽类的生活习性,会使仪器不断遭到破坏进而导致仪器稳定性和寿命降低,因此采用无线组网方式准确快速地获取禽类真实体重变得极为重要。本系统将经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)和鲁棒卡尔曼滤波(robust Kalman filter, RKF)结合(以下称为 RKF-EMD),应用于禽类的体重测量,针对 RKF-EMD 算法分解过程中出现的无限制迭代、端点效应、虚假分量^[2]和算法适应性问题进行改进。并创新性地提出了一种基于队列的自动去皮算法,使其更适用于禽类的数据特征和实际的养殖

环境,使得本系统具有良好的稳定性和准确性。通过在肉鸡养殖场中采集的数据表明,本系统可以在笼内肉鸡生长状况较均匀的情况下测得体重误差最小保持在1%以内,是人工称重误差的1/3。

1 动物动态称重国内外发展状况

目前国内外对动态称重的研究主要应用于车辆和矿业^[3],对于动物称重也进行了大量研究。赵慧兵等^[4]设计的肉牛自动化无应激动态称重系统通过 EMD 算法结合动物习性实现了在肉牛自然行走过程中获取其体重数据,但并未针对分解过程中出现的端点效应、虚假分量等问题做出改进。陈凯东等^[5]设计的羊群无感知体重监测系统,基于随机森林算法模型和多元线性回归的方法实现了对羊群的动态称重。董小宁^[6]设计了以 STM32 为基础的奶牛动态称重系统,基于反向传播(back propagation, BP)神经网络

收稿日期:2023-10-20

* 基金项目:国家自然科学基金(62203246, 62004176)项目资助

络模型算法设计了对奶牛动态体重的测量系统。吕乾涛^[7]针对 EMD 分解中端点效应、虚假分量问题做出改进并应用于动物称重领域,但并未在家禽养殖中进行验证。唐思豪等^[8]提出一种基于自适应矩估计法优化器的多层 BP 神经网络,实现了检秤传感器的非线性校正,并准确估计了动态称量结果。Peng 等^[9]设计的用于监测集体饲养的幼鸡的个体采食量和体重的实时自动化系统通过模拟电路和数字滤波来实现动态体重的获取,但仅针对幼鸡没有覆盖整个养殖周期。He 等^[10]设计的山羊群通道式动态称重系统,基于卡尔曼和集合经验模态分解算法模型,实现了高精度单只山羊的动态称重。陈超波等^[11]使用基于径向基函数神经网络对不同速度的车辆动态称重数据进行处理,并验证了径向基函数网络对动态称重数据的处理表现出良好的速度和精度。

国内外学者对活体动物的动态称重研究主要集中在单个个体的畜类,所设计的称重系统模仿汽车过磅原理,通过围栏限制畜类活动空间迫使动物通过称重装置来完成称重。目前国内外研究很少涉及高密度养殖家禽的动态称重,与畜类动态称重不同的是,高密度养殖的家禽受空间限制,家禽会出现聚堆现象,特别是在小日龄的时候,因家禽体积小会扎堆在称重装置上休息,甚至出现多只家禽半依靠或半站立在称重装置的体态,这时采集到的重量需要在数据处理时辨别出该数据的有效性和数据有效时所对应的家禽数量;在养殖过程中需要实现无干扰称重,设备就会随时间推移出现因粪便和饲料堆积造成的皮重基准偏移问题。因此,针对高密度养殖、无应激获取体重、自动去皮等要求,设计一款适用于禽类的动态称重系统十分必要。

2 系统运行原理与组成设计

基于 RKF-EMD 的禽类无线动态自适应称重系统运行流程如图 1 所示。采集装置主要负责在自动去皮的基础上实现数据采集并和智能网关进行交互;网关负责接收到的数据进行验证、提取、预处理以及 RKF-EMD 算法计算。该系统在现场应用示意图如图 2 所示。图中序号 1~4 分别为鸡笼、秤台采集器、远距离无线电(long range radio, LoRa)转 RS485 模块、智能网关。

养殖环境分为养殖舍和操作间。智能网关和 LoRa 转 RS485 模块放置在操作间内,方便养殖人员查看数据以及修改相关养殖参数。养殖舍内按照多点式间隔摆放的方式,将秤台采集器放置于固定的点位。秤台采集器在无任何干预的情况下将采集到的数据通过自身的 LoRa 发送至 LoRa 转 RS485 模块,以此来实现秤台采集器和网关的数据交互。智能网关与采集器采用星型组网模式,为防止设备在通信过程中出现数据冲突,本系统在进行数据交互时加入重发机制,提高系统的数据传输稳定性。

适用于禽类的无线动态自适应称重系统的硬件架构如图 3 所示。考虑到适用于禽类的无线动态自适应称重系统

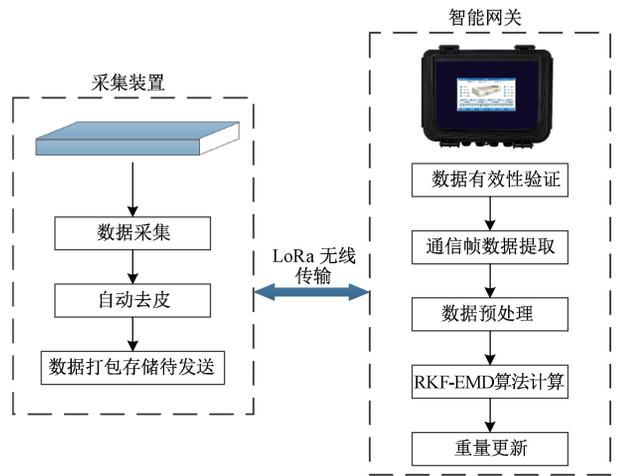


图 1 系统运行流程

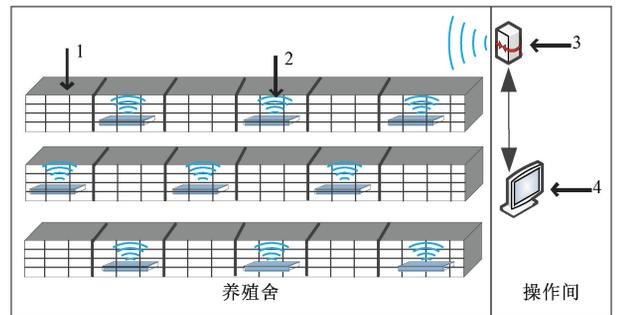


图 2 称重系统现场应用示意图

需要强大的数据运算和处理能力^[12],同时需要直观的人机交互界面,本系统的智能网关采用 STM32F429IGT6 作为核心处理器进行算法计算;秤台采集器采用 AT32F427F8P7 作为核心,其拥有较好的模数转换性能,可以最大程度减少采集误差;7 寸电阻式液晶显示屏作为人机交互界面,可以简洁明了地查看称重数据以及对系统参数的设置。

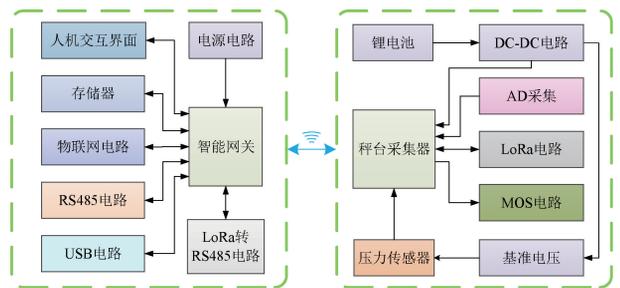


图 3 系统硬件框图

3 基于队列的自动去皮算法

在养殖过程中随着时间的推移,秤台表面会不断积累粪便和饲料,家禽的反复上秤也会通过爪子上或带下这些杂质,使称重装置的基准重量时刻处于变化状态,进而导致系统在非工作状态下的基准重量发生偏移,增大结果误差。但目前国内外对于称重装置自动去皮的研究处于空白

阶段。本文在动态称重基础上,初探称重装置无干预状态下去皮重,提出了一种基于队列的自动去皮算法,使称重算法更具自适应性和鲁棒性。称重数据进入队列示意图如图4所示。

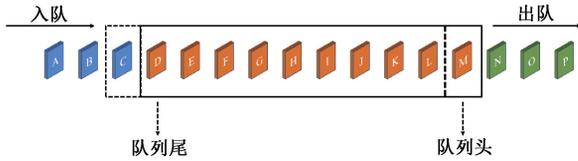


图4 称重数据进入队列示意图

在图4中,系统启动时记录下初始状态重量值记为 z ,将系统采集到的重量数据单独按照“先进先出”的规则进入数据长度为10的队列中,每次数据入队都要对队列数据进行两两比较。当队列中的数据两两之间差值在5g以下,此时把队列中的数据进行去极值平均滤波得到结果为 w 。将平均值与初始值相减得到差值 Δ :

$$\Delta = w - z \quad (1)$$

其中, Δ 为有符号数,正值代表有动物上到秤台,负值代表有动物离开秤台。此时存储下 Δ 值以及初始重量值 z ,将 w 作为新的初始值重复上述步骤,在这个过程中得到 n 个 Δ 以及与之对应的初始重量 z_n 。每隔一段时间就会通过EMD分解得到一个真实的动物重量 W ,将 W 与 Δ 进行比较,当两者差值在3g以内,则认为此时对应的初始重量 z_i 即为新的初始状态,将其作为新的基准重量进行称重,达到了自动去皮效果。

4 基于RKF-EMD的禽类动态称重算法

在禽类养殖过程中多采用重叠式和阶梯式笼养,尽管动物的活动空间受限,但受其习性的影响必须在不影响动物正常活动状态下精准测得其体重;同时为满足算法需要的数据量以及精准度,在设计本系统时候需要权衡程序的运行时间和精度。本系统选用的微控制单元具有强大的运算能力,但如果简单的把RKF-EMD算法应用在本系统中,会在信号分解过程中因为分解无限制迭代,出现虚假分量导致计算量过大并且精度不高,因此必须对算法进行改进,限制迭代次数,剔除虚假分量,并考虑家禽的体态特征,当家禽处于静止状态时,系统尽早地退出算法计算来提高系统的运行效率。

4.1 禽类动态称重算法流程

受禽类的习性以及传感器噪声影响,得到的数据具有噪声大、振荡大的特点,且噪声统计特性不确定,因此本文采用鲁棒卡尔曼滤波算法进行过滤并剔除野值。RKF-EMD的动态称重算法流程图如图5所示。

4.2 改进的RKF-EMD动态称重算法

对于相对稳定的动态测量系统,卡尔曼滤波可以有更好的滤波效果,但是在禽类的动态称重过程中,受禽类习性的影响,会采集到幅度较大的噪声,以下称为异常值。

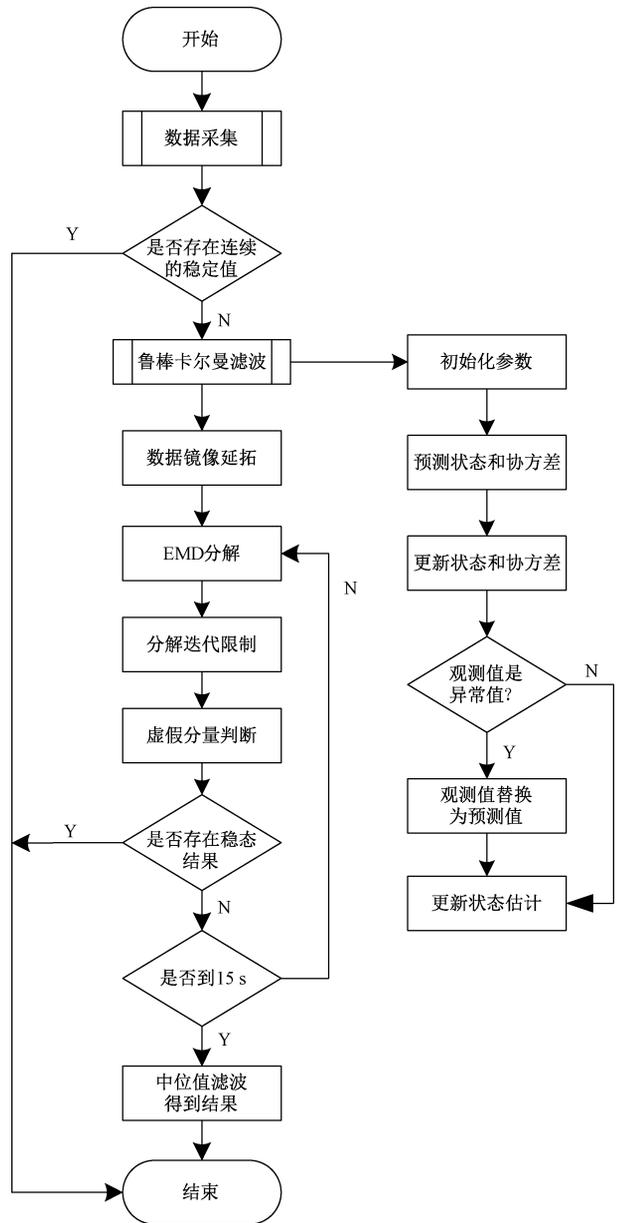


图5 RKF-EMD动态称重算法流程图

如果不将异常值剔除,会给滤波估计值带来很大偏差,影响最终分解的精度。因此在传统卡尔曼滤波基础上加入鲁棒性,可以实现对异常值的剔除。鲁棒卡尔曼滤波分为预测步骤和更新步骤。

假设用 k 表示系统现在的状态,过程噪声 $W(k)$ 和系统测量噪声 $V(k)$ 是均值为0、协方差为 Q 和 R 的高斯噪声,由卡尔曼滤波可得到系统现在状态为:

$$\mathbf{X}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1|k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) \quad (2)$$

则由式(2)可得到 $\mathbf{X}(k|k-1)$ 的协方差为:

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (3)$$

由式(2)和(3)实现卡尔曼滤波的预测步骤,得到称重系统在下一时间的状态。

在更新步骤中,加入鲁棒性来剔除异常值。首先得到卡尔曼增益 $\mathbf{Kg}(k)$ 为:

$$\mathbf{Kg}(k) = \mathbf{P}(k | k-1) \mathbf{H}^T [\mathbf{HP}(k | k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (4)$$

异常值的剔除通过观测残差来实现,观测残差表示观测值和预测值之间的差异,用于衡量观测数据和预测值之间的偏差,这个偏差越大,说明当前数据是异常值的概率越大^[13]。记观测残差为 $\mathbf{C}(k)$:

$$\mathbf{C}(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{HX}(k | k-1) \quad (5)$$

此时定义一个鲁棒参数为 m ,用于控制对异常值的敏感度。鲁棒参数乘以状态协方差的平方根记为 $\mathbf{E}(k)$,即:

$$\mathbf{E}(k) = m \sqrt{\mathbf{P}(k | k-1)} \quad (6)$$

将 $\mathbf{E}(k)$ 的绝对值与观测残差 $\mathbf{C}(k)$ 进行比较:

1) 当 $|\mathbf{C}(k)| > \mathbf{E}(k)$ 时,则认为当前数据为异常值,使用状态预测值 $\mathbf{X}(k | k-1)$ 替代该数据;

2) 当 $|\mathbf{C}(k)| < \mathbf{E}(k)$ 时,继续执行更新步骤,使用当前数据来修正状态估计值。

当继续执行更新步骤时,由式(2)和(3)系统的估测能够得到目前状态的预测结果,根据现在状态的测量值并结合预测值可以得到现在状态的最优估算值为:

$$\mathbf{X}(k | k) = \mathbf{X}(k | k-1) + \mathbf{Kg}(k) \mathbf{C}(k) \quad (7)$$

为保证鲁棒卡尔曼滤波能持续不断地对系统进行滤波,还需要对 $\mathbf{X}(k | k)$ 的协方差进行更新:

$$\mathbf{P}(k | k) = (\mathbf{I} - \mathbf{Kg}(k) \mathbf{H}) \mathbf{P}(k | k-1) \quad (8)$$

式中: \mathbf{I} 为 1 矩阵,对于本系统测量模 $\mathbf{I} = 1$ 。

对数据重复执行鲁棒卡尔曼滤波,最终得到滤波后的数据记为 $g(t)$ 。

为了适应禽类的习性,秤台采集器不断采集数据的同时会判断动物的体态特征。当检测到有连续的相近数据,就认为此时家禽处于静止状态,将这一段连续数据进行中位值平均滤波,得到的平均值作为最终结果,并跳过 RKF-EMD 算法来节省系统资源^[14]。

由于使用 RKF-EMD 对信号分解时存在边界效应导致最终本征模函数(intrinsic mode function, IMF)结果出现误差,因此在分解前需要解决边界效应来减少系统误差^[15]。而业界普遍认为镜像延拓法是解决边界效应的最佳方法。通过镜像延拓在消除端点效应的同时还增加了数据的基数,使得 EMD 分解准确性提升。

当禽类处于非静止状态时,根据上述分析,经过清洗后的数据为 $g(t)$,在 $g(t)$ 中从头到尾和从尾到头找到极值点,以该两点作为对称点进行镜像延拓得到数据设为 $s(t)$ 。

通过排序比较找出 $s(t)$ 中的所有极大值和极小值,通过三次样本插值得到上包络线 $f_{\max}(t)$ 和下包络线 $f_{\min}(t)$ 。取上下包络线的平均值,记为 $m_1(t)$,即:

$$m_1(t) = \frac{f_{\max}(t) + f_{\min}(t)}{2} \quad (9)$$

将原始信号 $s(t)$ 与 $m_1(t)$ 相减得到:

$$h_1(t) = s(t) - m_1(t) \quad (10)$$

判断 $h_1(t)$ 是否满足以下条件:

- 1) 极值点和过零点的数目相等或最多相差 1;
- 2) 上下包络线的均值为 0;

若 $h_1(t)$ 满足以上条件,则 $h_1(t)$ 为第一个 IMF 分量记为 $c_1(t)$ 。反之将 $h_1(t)$ 作为新的原始信号重复上述过程,即:

$$h_2(t) = h_1(t) - m_2(t) \quad (11)$$

假设重复 k 次后满足 IMF 的两个条件,此时得到第一个 IMF 分量,即:

$$c_1(t) = h_k(t) \quad (12)$$

将 $c_1(t)$ 从原始信号中除去,得到剩余信号:

$$r_1(t) = s(t) - c_1(t) \quad (13)$$

将 $r_1(t)$ 作为新的原始信号重复上述过程 n 次后,将 $s(t)$ 最终分解成 n 个 IMF 分量以及代表原始信号趋势的残余量 $r_n(t)$:

$$s(t) = \sum_{k=1}^n c_k(t) + r_n(t) \quad (14)$$

为防止 RKF-EMD 不断分解信号导致分解出的本质模态函数失去瞬时频率和瞬时振幅的物理意义,需要对信号的迭代次数进行限制。本系统采用标准差准则作为停止准则,一般当标准差在 0.2~0.3 之间时,停止迭代。其公式为:

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{h_{k-1}(t)^2} \quad (15)$$

在进行分解过程中还会出现虚假分量,即会存在不具有物理意义或与信号无关的分量,进而影响最终体重结果的准确性^[16]。本系统采用皮尔逊相关系数来进行判别当前 IMF 是否虚假,当与原始数据接近程度低于阈值时^[17]则认定为是虚假 IMF。相关系数函数为:

$$\rho_{xy} = \frac{N \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{N \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{N \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (16)$$

本系统中需要判断各个 IMF 分量和原始信号之间的相关程度来去除虚假分量,即各个 IMF 分量和原始信号的相关系数定义为:

$$\rho = \frac{N \sum_{n=1}^N s(n) \text{imf}_i(n) - \sum_{n=1}^N s(n) \sum_{n=1}^N \text{imf}_i(n)}{\sqrt{N \sum_{n=1}^N s^2(n) - (\sum_{n=1}^N s(n))^2} \sqrt{N \sum_{n=1}^N \text{imf}_i^2(n) - (\sum_{n=1}^N \text{imf}_i(n))^2}} \quad (17)$$

本系统设置阈值为相关系数序列中最大值的 1/10,即:

$$\lambda = \frac{1}{10} \rho_{\max} \quad (18)$$

通过相关系数法去除虚假分量后得到代表信号趋势的

一维数组形式残余量,通过中值滤波计算残余量得平均值,得到结果即为本次动态称重得真实重量记为 W 。

养殖户往往采用固定品种家禽幼苗进行养殖,其有较严格的标准生长体重表,用户在养殖之前会在网关输入本批次家禽体重允许的误差 $error$, 结合标准生长体重表,可以实现对家禽称重时体态特征的判断。针对称重装置上有多只家禽的情况,由上述计算得到某日龄的一包真实重量值为 W , 当天标准体重值为 nom_Val , 可得到两个数值为:

$$Num1 = W / (nom_Val - nom_Val * error) \quad (19)$$

$$Num2 = W / (nom_Val + nom_Val * error) \quad (20)$$

对得到的两个数值进行比较,取两个数值中的最大值,假设该最大值为 $Num1$, 若该值满足以下条件,则认为该数值所对应的多只家禽体态特征为正常,该重量则为对应多只家禽的有效数据。

$$\begin{aligned} W / Num1 &\leq (nom_Val + nom_Val * error) \\ W / Num1 &\geq (nom_Val - nom_Val * error) \end{aligned} \quad (21)$$

5 实验研究与分析

系统的秤台采集器采用的称重传感器型号为 NA1-10kg,精度为 $2.0 \text{ mV/V} \pm 10\%$; 模数转换芯片采用 AD7190,最高 22.5 位无噪声分辨率,输出速率在 $4.7 \text{ Hz} \sim 4.8 \text{ kHz}$,高精度高速率的采集可以保证系统的采集误差保持在 0.1% 以内。

为验证提出的自动去皮算法可行性和准确性,使用 500 g 和 1 kg 标准砝码(M1 等级)进行对比实验。在肉鸡养殖场舍内每隔 1 h 读取一次砝码重量,每种重量的砝码各读取 12 次得到最终结果。 1 kg 标准砝码和 500 g 标准砝码测试结果如图 6(a)和(b)所示。

通过图 6(a)和(b)的实验结果可以得到,文章提出的自动去皮算法可以在无任何外界干预情况下,基准重量偏移误差保持在 1% 以内。结果表明提出的自动去皮算法具有较好的性能,为后续数据采集奠定了可靠的数据基础。

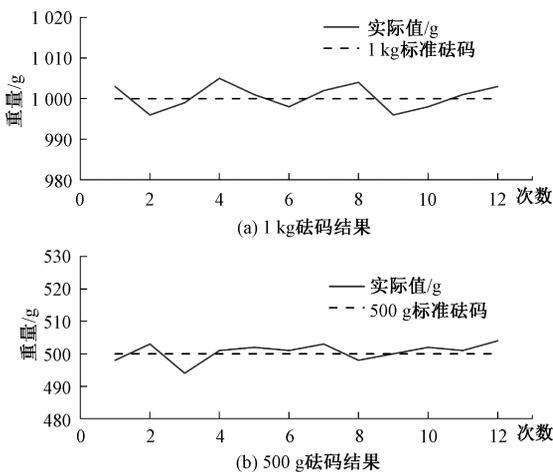


图 6 自动去皮算法结果对比

本文数据采集对象为日龄 22 天的肉鸡,系统放置在养殖笼子内在 15 s 内采集到经过自动去皮算法后的数据共 144 包。对这包数据采用本文的 RKF-EMD 算法进行分解,得到的剔除异常值前后折线图和 RKF-EMD 分解结果图如图 7 和 8 所示。通过图 7 结果可以看出,采集到的数据通过鲁棒卡尔曼滤波后其异常值得到了较好的剔除。经过鲁棒卡尔曼滤波后的重量数据为图 8(a),将此数据经过镜像延拓后得到的数据图如图 8(b),对经过延拓后的数据最终进行信号分解得到多个 IMF 和残余量,如图 8(c)至图 8(h),分解的整体实验结果如图 8 所示。最终对残余量进行中值滤波得到平均值为 902.7 g ; 在静态状态下测得该笼内的所有肉鸡平均体重为 905.6 g , 总体误差在 0.32% , 满足系统的精度设计要求。

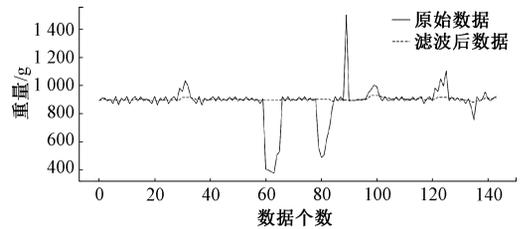


图 7 剔除异常值前后折线图

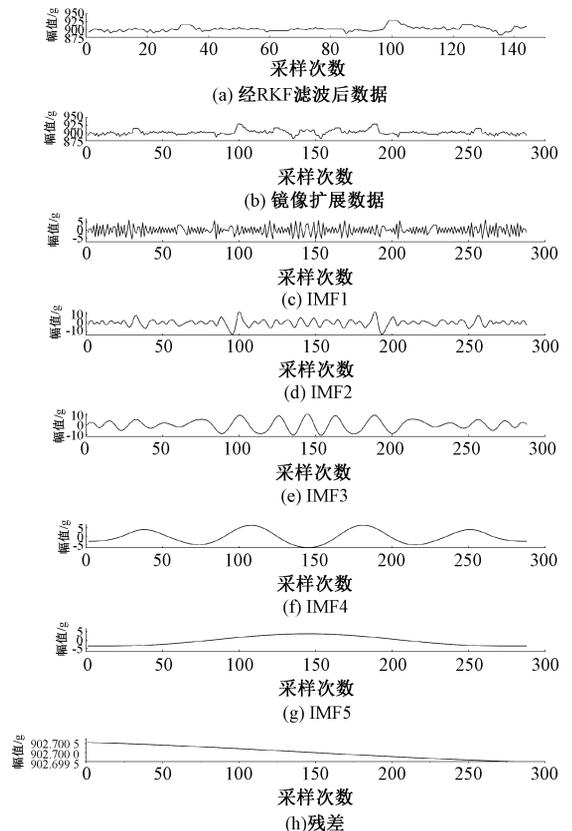


图 8 改进 RKF-EMD 算法实验结果

为验证改进后的 RKF-EMD 算法是否具有性能提升,使用未改进 RKF-EMD 算法对相同数据进行实验,得到的

实验结果图如图 9 所示。

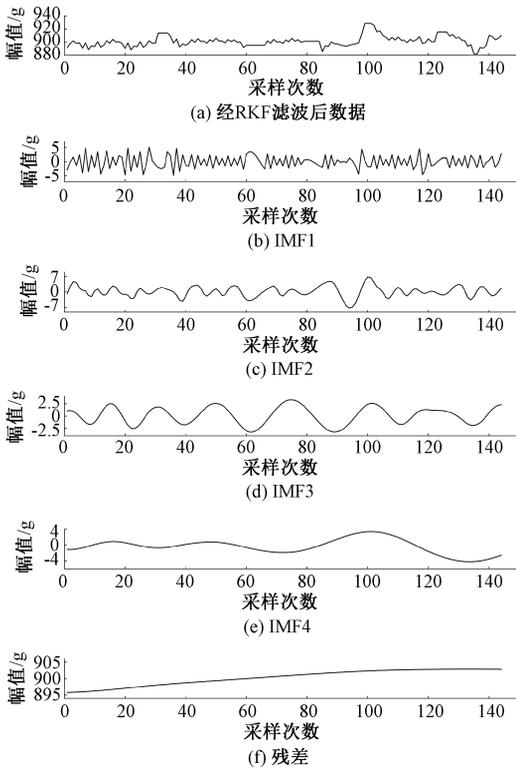


图 9 未改进的 RKF-EMD 算法实验结果

对图 9(f)中的残差结果使用中位值滤波得到平均值为 897.9 g,其误差为 0.85%。在相同数据下,未改进的 RKF-EMD 算法相比改进后的算法误差增大了 0.53%。为排除数据的偶然性,采集了 23~25 日龄的重量数据,分别使用改进前后的 RKF-EMD 算法对其分解,得到的结果对比如图 10 所示。

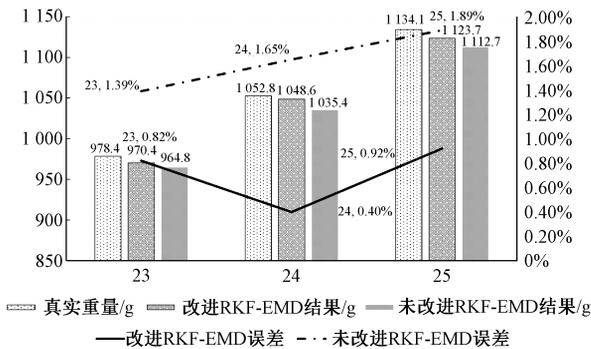


图 10 改进前后 RKF-EMD 算法结果对比

通过图 10 可以看出,本文将 RKF 和 EMD 进行结合并做出改进后精度相比未改进前有良好的性能,最终结果误差具有较理想的降低。

为突出本算法优势,本文与其他动态称重算法进行对比。算法计算重量数值及误差对比结果如表 1 和 2 所示。

从表 1 和 2 的结果中可以得到在同样条件下,本文改

表 1 算法结果对比

参数	22 天	23 天	24 天	25 天
真实重量	905.6	978.4	1 052.8	1 134.1
本文计算值	902.7	970.4	1 048.6	1 123.7
EMD 算法计算值	862.9	972.8	1 001.5	1 108.9
截尾均值法计算值	883.0	953.0	996.0	1 098.0
小波变换法计算值	892.6	967.7	1 040.7	1 112.6

表 2 算法结果误差对比

算法误差类型	22 天	23 天	24 天	25 天
本文误差	0.32	0.82	0.40	0.92
EMD 算法误差	2.60	0.57	4.87	2.22
截尾均值法误差	2.50	2.60	5.40	3.18
小波变换法误差	1.44	1.10	1.15	1.89

进的 RKF-EMD 动态称重算法得到的结果与真实重量误差保持在 1% 以内;传统 EMD 分解、截尾均值法误差保持在 2%~5% 以内,小波变换法通过对数据分解并重构最终得到的平均重量^[18],其误差保持在在 1%~2%。以上对比的几种动态称重算法相对于本文的算法误差都较大。这是由于禽类习性原因会不断上下秤台和走动,也导致了数据中存在许多离群值;同时禽类快速的在秤台上通过,也会导致数据中噪声扰动大,进而影响算法结果。EMD 是基于信号局部特性的一种方法,这些离群值在构建每个模态函数时会引入不必要的噪声和扰动^[19],当离群值过多时扰动和噪声会对结果影响更明显。

通过实验对比,传统 EMD、截尾均值法和小波变换法在数据波动幅度非常大的情况下并不适用,过大的数据波动会导致最终结果误差增大,这一点对于禽类养殖过程中实现自动称重适用性并不大。而本系统将 RKF 和 EMD 相结合并做出改进,改进后的 RKF-EMD 算法可以在禽类不断运动产生的不良数据情况下,保持原始数据的局部特征并减小结果误差,实现对禽类体重的全自动无干预称重,满足禽类养殖过程中对体重监测的需求,具有较高的实际应用价值。

6 结 论

本文介绍了适用于禽类的无线动态自适应称重系统的运行原理、设计方案和组成以及改进算法的原理、性能和优势。通过对本系统进行合理的方案设计和验证,与未改进的 RKF-EMD、传统的 EMD 分解、截尾均值法和小波变换算法进行对比,并在养殖场中进行实际应用监测,得出基于 RKF-EMD 的禽类无线动态自适应称重系统在同时兼具速度和精度的情况下可以很好满足禽类养殖过程中对于体重监测的要求,具有较高的实用性。

参 考 文 献

[1] 赵洪秋,杨丽. 环境应激对家畜健康的影响[J]. 中国畜

- 牧兽医文摘,2016,32(10):163.
- [2] 孙苗,张雪梅,黄琴,等. 爆破地震波信号 EMD 端点效应抑制研究[J]. 工程爆破,2023,29(1):138-143.
- [3] 陈笑颖,马增辉,张河斌,等. 基于惯性传感器车辆动态称重信号的研究[J]. 自动化与仪表,2023,38(2):58-62.
- [4] 赵慧兵,马娟,张杰,等. 肉牛自动化无应激动态称重系统的设计与试验[J]. 新疆农业科学,2022,59(7):1795-1801.
- [5] 陈凯东,杜永兴,周李涌,等. 羊群无感知体重监测系统的设计[J]. 黑龙江畜牧兽医,2022(19):54-58,63,140.
- [6] 董小宁. 基于 STM32 的奶牛动态称重系统研究[D]. 泰安:山东农业大学,2017.
- [7] 吕乾涛. 用于动物的动态称重系统研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2017.
- [8] 唐思豪,滕召胜,孙彪,等. ADAM 改进 BP 神经网络与动态称重应用[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(4):127-135.
- [9] PENG Y, ZENG Z, LYU E, et al. A real-time automated system for monitoring individual feed intake and body weight of group-housed young chickens[J]. Applied Sciences, 2022, 12(23): 12339.
- [10] HE Z, WANG K, CHEN J, et al. Study of channel-type dynamic weighing system for goat herds [J]. Electronics, 2023, 12(7): 1715.
- [11] 陈超波, 杨楠. RBF 神经网络算法在动态称重中的应用[J]. 电子测量技术,2016,39(5):187-190.
- [12] 熊慧群. 基于 STM32 的动态称重系统设计[D]. 长沙:湖南大学,2020.
- [13] ZORZI M. Robust Kalman filtering under model perturbations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2016, 62(6): 2902-2907.
- [14] YOUNG H W V, LIN Y C, WANG Y H. On the memory cost of EMD algorithm [J]. IEEE Access, 2022, 10: 114242-114251.
- [15] WANG Y H, CHENG S H. Boundary effects for EMD-based algorithms [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 1032-1036.
- [16] 范津玮,刘晓波. 一种识别 EMD 虚假分量的新方法[J]. 科技视界,2021(10):16-18.
- [17] 韩晟,韩坚舟,赵璇,等. 距离权重改进的 Pearson 相关系数及应用[J]. 石油地球物理勘探,2019,54(6):1363-1370,1177.
- [18] OSADCHIY A, KAMENEV A, SAHAROV V, et al. Signal processing algorithm based on discrete wavelet transform[J]. Designs, 2021, 5(3): 41.
- [19] LIU X, SHI G, LIU W. An improved empirical mode decomposition method for vibration signal [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021: 1-8.

作者简介

岳鹏飞,硕士研究生,主要研究方向为嵌入式系统设计和信息检测及处理。

秦浩华,副教授,主要研究方向为嵌入式系统设计及嵌入式 Linux(Android)的深度定制、工业自动化技术(工业 4.0 现场总线、数据采集及物联网关等)、智能仪器仪表设计、机器视觉。

王健安,硕士研究生,主要研究方向为嵌入式系统设计。
E-mail:qhh@qust.edu.cn